

文章编号: 1006-2467(2022)03-0267-12

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2021.502

基于数据驱动的核电设备状态评估研究综述

许 勇^{1,2}, 蔡云泽^{1,3}, 宋 林²

- (1. 上海交通大学 自动化系, 上海 200240; 2. 福建福清核电有限公司, 福建 福清 350318;
3. 上海交通大学 系统控制与信息处理教育部重点实验室;
上海工业智能管控工程技术研究中心, 上海 200240)

摘 要: 核电设备全生命周期的状态评估对提高核电厂安全性、经济性影响重大. 以往国内核电厂对系统、设备、构筑物的运维评估手段多依赖于设备自身报警机制、简单阈值判断或者现场工程师经验. 随着在线监测系统在核电厂的应用实施和海量设备运行数据的积累, 利用数据驱动技术进行设备健康状态评估已经成为行业关注重点. 对此, 介绍核电在线监测系统现状, 分析主要核电设备存在的常见故障, 并将核电设备的状态评估归纳为异常检测、寿命预测和故障诊断共 3 大问题, 分别综述其研究和应用现状, 重点阐述深度学习技术在该领域的应用潜力. 在此基础上, 进一步分析核电厂设备状态评估面临的挑战和可能的解决方案.

关键词: 核电设备; 状态评估; 异常检测; 寿命预测; 故障诊断

中图分类号: TM 623. 7

文献标志码: A

Review of Research on Condition Assessment of Nuclear Power Plant Equipment Based on Data-Driven

XU Yong^{1,2}, CAI Yunze^{1,3}, SONG Lin²

- (1. Department of Automation, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
2. Fujian Fuqing Nuclear Power Co., Ltd., Fuqing 350318, Fujian, China;
3. Key Laboratory of System Control and Information Processing of the Ministry of Education;
Shanghai Engineering Research Center of Intelligent Control and Management,
Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The condition assessment of the entire life cycle of nuclear power equipment has a significant impact on improving the safety and economy of nuclear power plants. In the past, operation and maintenance of systems, equipment, and structures of domestic nuclear power plants, mostly relied on the alarm mechanism of equipments, the simple threshold judgments of parameters, or the empirical judgments of engineers. With the implementation of online monitoring system in nuclear power plants, a large number of equipment operation data have been accumulated, and the use of data-driven technology to assess the health of equipment has become the focus of attention in the industry. In this paper, the current situation of the online monitoring system of nuclear power equipment was introduced and the common malfunction of nuclear power equipment was analyzed. The condition assessment of nuclear power

收稿日期: 2021-12-08

基金项目: 国家自然科学基金 (61627810), 国家科技重大专项 (2018YFB1305003)

作者简介: 许 勇 (1983-), 男, 福建省莆田市人, 博士生, 现从事核电设备故障诊断研究.

通信作者: 蔡云泽, 女, 研究员, 博士生导师; E-mail: yzcai@sjtu.edu.cn.

equipment were categorized into three major problems (i. e., anomaly detection, life prediction, and fault diagnosis), the situation of research and application were summarized respectively, and the application potential of deep learning technology in this field was emphasized. Based on this, the challenges and possible solutions to the condition assessment of nuclear power plant equipment were further analyzed.

Key words: nuclear power equipment; condition assessment; anomaly detection; life prediction; fault diagnosis

核电厂设备状态评估是保障核电厂进行安全运行的提前条件,同时也是提高设备可靠性的重要手段,一直以来都面临着设备数量巨大且种类繁多、部分区域设备运行环境恶劣(高温、高压、高辐射等)以及部分设备位于人员不可达区域等问题。目前,主要利用被监测参数变量的阈值进行核电设备的异常监视或故障诊断。但在面对系统与系统、设备与设备的复杂数据接口,以及高纬度、多变量数据时,变量阈值法过于简单,评估效果不佳。此外,目前主要依赖设备运行的故障情况、运行维修手册和相关经验数据预估设备寿命周期,并给出设备的预防维修策略。但在设备寿命评估过程中,受设备运行环境、温度和状态以及设备工程师的经验水平等因素影响,同时存在设备过度维修和失效未及时发现的问题。在故障诊断方面,多依赖于工程师的经验和技术水平进行故障定位和排查,从而判断设备的运行参数和故障后的测量参数,该过程耗时往往较长,对核电的可靠运行是一个巨大考验。

在线监测系统和智能巡检系统等新技术通过各类传感器或巡检采集海量核电设备相关运行数据,能够为核电厂设备的状态评估积累数据。近年来,核电厂逐渐引入新技术,国内外专家学者也逐步关注核电设备的可靠性分析、异常辨识和故障诊断等相关领域研究,在提高核电厂的安全性和降低维护成本方面,取得了一定成效。

基于上述背景,本文介绍核电设备的监视和检修维护现状,引出设备状态与维修策略之间的关系。基于数据驱动,重点综述设备的异常检测、故障诊断和寿命预测,并结合核电厂设备状态评估发展新趋势,探讨深度学习技术在该领域的应用前景;进一步指出未来研究中将面临的挑战和解决方案,重点阐述核电厂的潜伏性故障研究。具言之,首先详细描述在线监督和检修维护的现状,包括核电厂设备状态监视现状、检修维护现状和存在问题;其次介绍核电厂常见的机械、电气和仪控设备及故障模式;再次从异常检测、故障诊断和寿命预测3个方面详细阐述核电设备的状态评估方法;最后介绍深度学习在核

电设备状态评估中的探索研究,以及核电设备状态评估面临的挑战及其解决方案。

1 核电厂在线监测与检修维护现状

1.1 核电厂设备状态监测现状

核电厂设备状态监测主要分为在线监测和离线监测,其中在线监测是将传感器数据接入核电厂全厂数字化仪控系统实现设备监测。以压水堆核电厂为例,在线监测框架如图1所示,包括微机诊断、在线监督和工艺参数监控等3部分。离线监测主要采用人工巡检和设备定期试验的方式进行,现有核电厂设备的监测与检修、在线监测与离线监测并重,涉及设备层、仪表层、自诊断层、设备监视层和设备监督层。依据设备诊断方式不同,分为以下4种类型的诊断与告警。

(1) 设备状态的离线监测诊断。分为定期试验和人工巡检。在定期试验中,核电厂的相关法规规范 HAF102、IEC 60671—2007、IEEE 338—2006 和 GB/T 5204—2008^[1] 等对核电厂设备的定期试验内容和周期等均进行了要求,包括正常功率运行和机组大修情况下的定期试验。定期试验的目的为确保设备在事故工况下的可用性,以及考虑到部分设备的老化、性能下降问题,需要进行测试以确保核安全。其执行的主要内容包括现场仪表校验、核安全设备是否正常动作、管道焊缝检验、贯穿件密封性试验、水压试验、安全壳打压试验和安全系统监督试验大纲要求的相关定期试验项目等。在人工巡检中,考虑到在线监督无法覆盖所有核电厂设备的故障情况,核电厂工程师需要定期巡检设备,主要采用热成像仪等巡检工具,以及声音、振动、目视检查等人工巡检方式。

(2) 控制电气类设备微机诊断。涉及的核电厂设备主要为电气保护和控制类带微处理器单元设备,包括集散控制系统、可编程逻辑控制器和厂家的微机处理器。一般情况下,设备以综合报警的形式将自身状态监测通过全厂数字化仪控系统传送至设备监视层人机界面,并进行综合报警。其诊断信息若没

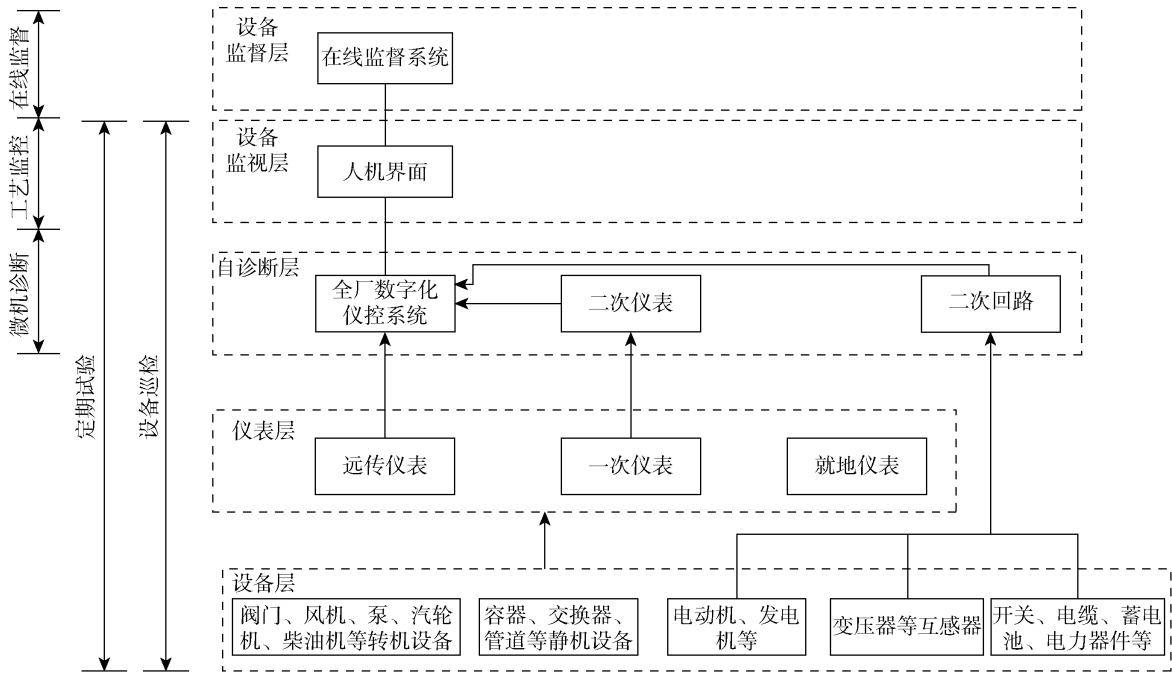


图 1 核电厂设备状态监测框架

Fig. 1 Framework of condition monitoring of nuclear power plant equipment

有接入全厂数字化仪控系统,则以就地报警的形式进行报警显示。

(3) 机电工艺参数监控. 主要监控系统现场运行工艺参数和设备运行参数,并通过设备监视层的人机界面进行监视. 从系统和设备两个层级划分为反应堆安全及工艺系统的状态监测和设备运行的工艺参数状态监测. 前者从整体工艺系统和反应堆的安全状态考虑,对采集到的温度、压力、水位和反应堆中子注量率等现场工艺参数数据进行逻辑判断,由特定的控制系统给出故障诊断,并做出逻辑动作;该类型故障或异常报警阈值主要依靠核电厂设计单位对反应堆安全及工艺系统的运行要求进行设定. 后者主要监测核电厂设备的运行参数,保护设备安全运行. 主要涉及的设备包括:① 汽轮机、应急柴油机、泵、阀门、风机等转机设备;② 发电机、电动机、变压互感器、开关、电缆、蓄电池等电气设备;③ 部分容器、换热器、管道等静机设备. 其状态监测系统主要利用设备上的相关传感器收集相关数据,并根据厂家对机械设备保护的要求设置报警阈值、进行设备故障诊断、报警和保护动作。

(4) 早期故障在线诊断. 当上述控制电气类设备微机诊断和机电工艺参数监控触发告警时,设备已处于故障模式或已影响核电厂的正常运行. 如何在故障出现前,识别和评估现场的故障风险是当前核电设备状态评估的发展趋势. 依托于现有数字化电厂,全厂数字化仪控系统 will 将现场采集到的各

类设备数据上传至在线状态评估系统中,突破原有单纯依靠故障报警阈值的触发机制,利用数据驱动建模分析手段,构建核电设备状态评估模型,实现在故障报警之前识别早期故障风险,提升核电厂设备监测水平,是目前业内重点关注的研究领域。

1.2 核电厂检修维护现状与问题

目前,核电厂的维修策略多采用周期性预防性维修与故障性维修策略相结合的方法. 周期性预防性维修主要包括对设备进行定期加油、加脂等保养,根据设备部件的预期寿命定期更换老化部件. 故障性维修是对设备故障进行的抢救性维修. 现有核电厂维修策略多关注于寻求预防维修和故障性维修之间的最佳匹配平衡点,尽量避免过度维修或维修不及时,但采用该策略存在如下问题:

(1) 利用人工经验判断不易得到最优预防性维修周期. 预防性维修周期往往是基于设备工程师或维修工程师对整个设备的运行故障经验、厂家设备运行维护手册和外部同行电厂经验反馈的综合考虑,并结合工程师经验而设定,受主观因素的影响较大,且设备工程师往往无法给出准确的最优预防性维修周期。

(2) 现有设备产品的整个生命周期均采用同一个预防性维修策略,使得维护周期不够灵活. 产品预防性周期的调整仅根据相同或同类产品的相关故障情况的经验反馈,以及工程师经验进行人为判断. 而更合理的维修策略应为随着产品的老化,逐步增加

维护手段或维护频度,但该方面依赖于对设备老化状态的有效评估。

(3) 现有采用保守定期部件更换的维修策略,其维修代价高昂。目前,预防性维修策略因不能有效判断设备的运行情况,而存在过度维修问题,从而消耗大量人工和备品、备件。

综上所述,预防性维修与故障性维修策略相结合的方法无法执行有针对性的维修。因此,利用大数据分析技术,将预防性维修与故障性维修相结合的维修策略向基于状态维修策略转变是核电厂运维检修的必然趋势。

2 核电厂设备及其常见的故障分析

以压水堆核电厂为例,根据系统设备所在的位置与功能,其设备组成通常可分为 3 部分:①反应堆及其有关的一回路主辅系统和设备以及所在建筑物,即核岛;②汽轮发电机组及其有关的二、三回路系统和设备以及所在建筑物,包括循环水系统及其建筑物,即常规岛;③相关外围辅助系统。而根据核电厂内设备类型又可分为机械类设备、电气类设备和仪控类设备。核电机械类设备主要由转机械设备和静机械设备组成,核电电气类设备主要由电机等大型设备、各类变压器设备、继电保护设备和其他设备组成,核电仪控类设备由安装在现场的各类探测器、集散控制系统(DCS)和可编程逻辑控制器控制系统等组成,其常见设备种类和故障类型如表 1~3 所示。

表 1 常见机械类设备及故障模式

Tab. 1 Mechanical equipment and fault mode

类型	常见设备	主要故障模式
泵	主冷却剂泵、屏蔽泵、离心泵、真空泵、隔膜泵、容积泵等	无法启动或启动后性劣化等
阀门	气动阀、电动阀、手动阀、截止阀、爆破阀、液动阀、卸压阀、安全阀、闸阀等	内漏、外漏、不能开、不能关、堵塞、性能下降(振动、异音)等
热交换器	蒸汽发生器和凝集器,包括板式、管壳式、表面式、混合式等	泄漏、热性能降级、失去完整结构等
容器	反应堆压力容器、主回路稳压器、其他类容器、离子交换柱等	泄漏、腐蚀、失去完整结构等
其他	管道及附件	泄漏、堵塞、性能劣化等

表 2 常见电气类设备及故障模式

Tab. 2 Electrical equipment and fault mode

类型	常见设备	主要故障模式
一次设备	变压器、互感器	绝缘不合格、性能劣化(温升过高、异音、放电)等
电机	交流发电机、励磁机、电动机等	无法启动、绝缘不合格、轴承过热、性能劣化(异音、振动大)等
动作机构	断路器、继电器、开关站等	不能动作、误动作、性能劣化(跳闸、动作迟缓、噪声大)等
其他	母线、电缆等	绝缘不合格、性能劣化(绝缘降低、过热、接触电阻过大)等

表 3 常见仪控类设备及故障模式

Tab. 3 Instrument control equipment and fault mode

类型	常见设备	主要故障模式
传感器	核测探测器、液位传感器、流量传感器、温度传感器、速度传感器等	测量漂移、无法正常显示、输出不稳定、相应迟缓、探测器老化等
控制系统	各类微机控制器、模拟量卡件、数字量卡件、网关、交换机、服务器等	卡件故障、服务器、交换机、网关无法工作、控制系统软件异常等

分析上述 3 类核电设备的故障模式,可知,大部分故障的产生原因为长期服役过程中设备或部件的逐渐劣化。对于核电厂的绝大多数设备而言,依据其在线检测的时序数据,可以将失效过程分为两个阶段:第一个阶段为从系统安装调试运行到出现异常的正常工作阶段,在该阶段监测得到的数据一般比较平稳,没有明显的变动趋势。第二阶段是从异常点出现到系统退化直到失效的过程,该阶段监测得到的数据将呈现一定的退化趋势,可以根据退化趋势建立模型,预测系统的寿命或剩余寿命。一些电仪类部件的失效具有瞬时性,一般情况下可以通过统计该部件或设备的工作寿命,对现有运行设备进行寿命预测^[2]。

将第二阶段作为设备状态评估的关键,以便制定相应的维修方案。设备状态与维修策略关系如图 2 所示,包括 3 种类型的设备生命周期状态评估,即设备的异常检测、寿命预测和故障诊断。针对上述核电设备状态评估类型,围绕基于数据驱动的方法,对现有国内外相关研究进行分析总结。

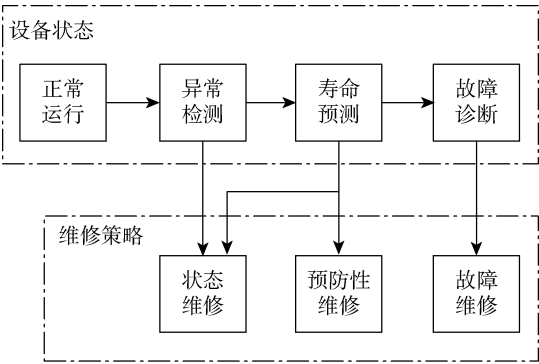


图 2 设备状态与维修策略关系

Fig. 2 Equipment condition and maintenance strategy

3 核电设备状态评估方法

核电厂设备数据的获取和质量是基于数据驱动方法的核电厂设备状态评估的基础。目前,核电厂设备数据主要包括以下几种:

(1) 在核电机组运维期间产生的数据. 该数据主要由现场仪表采集,如一回路/二回路的压力、温度、水位等传感器采集的工艺参数数据,汽轮机/主泵的转速、振动、出口流量、压力等设备状态数据. 其中,设备状态数据可以通过全厂数字化仪控系统获取,剩余一小部分可以通过现场二次仪表和就地独立采集柜获取,其基本为时间序列数据,采样时间间隔与核电厂所采用的全厂数字化仪控平台相关,采样间隔基本不固定,且数据随着现场机组状态和设备启停改变,易受现场高温、高辐照等工业环境干扰. 此外,在核电机组运维阶段中还包括由人员巡检、设备定期试验等产生的数据,主要以巡检报告、定期试验报告等纸质报告形式留存,数据的时间跨度大、分散广,采集难度较大.

(2) 核电厂设备在制造和出厂测试过程中产生的数据. 该数据主要由厂家以设备完工报告形式提交的 PDF 版离散数据,需要由有经验的工程师寻找获取数据,且需要进行必要的文件格式转换.

(3) 核电厂在安装和调试设备过程中产生的数据. 该数据中的部分数据以纸质版形式记录在安装文件和调试报告中;部分数据由全厂数字化仪控系统采集,但同样具有分散和掺杂人工因素判断等特点.

总体而言,在建造、安装和调试阶段产生的核电厂数据的整体质量不高,需要人工清洗;在运维阶段,由全厂数字化仪控系统和就地采集柜获取的数据,其整体质量相对较高,但在应用到设备的状态评估算法之前,仍需要对数据进行清洗和加工.

近年来,国内学者热衷于采用数据驱动法评估核电设备状态. 在核电设备的异常检测方面,Wang 等^[3]利用改进粒子群算法优化支持向量机(SVM)算法对核电厂一回路破口进行研究. 该团队还利用核主成分分析(KPCA)算法解决传感器异常检测的非线性问题^[4];在核电设备寿命预测方面,利用时域卷积网络(TCN)对核电厂电磁阀寿命进行预测研究^[5]. 在核电故障诊断方面,Zhao 等^[6]提出动态不确定因果图(DUCG)理论体系,并在核电厂典型的 23 个故障模式中进行应用;Li 等^[7-10]对核电厂传感器的故障诊断进行大量研究. 在利用深度学习评估核电设备方面,陈玉昇等^[11]通过深度信念网络(DBN)对一回路冷段小破口(LOCA)和 U 型管破裂事故进行研究.

从 K 邻近值(KNN)、决策树、随机森林、隐马尔科夫、SVM、主成分分析(PCA)等传统机器学习算法,到目前热门流行的深度神经网络(DNN)、长短时记忆网络(LSTM)、DBN 等深度学习算法,以及自编码器等人工智能方法均在核电厂的设备状态评估方面应用广泛.

3.1 基于数据驱动的核电设备异常检测研究现状

核电设备异常检测的早期研究主要是基于模型驱动的检测方法. Tamaoki 等^[12]针对快中子堆的冷却系统异常检测问题,建立温度噪声监测模型. 但是模型驱动法需要以充分理解系统工作原理为前提,才能利用数理定律推导出描述系统的数学模型. 而核电系统具有非常复杂的工作原理和结构组成,精确建模面临着较高挑战.

近年来的研究也逐渐关注到数据驱动的异常检测方法. 系统的动态特性必然表现在变化的输入输出数据中,通过分析在线监测系统获得大量运行数据,有望获得对设备状态的实时评估. 因此,以神经网络为代表的建模手段开始应用于核电设备异常检测. Kozma 等^[13]针对堆芯泡核沸腾问题,采用三层前向神经网络建立冷却剂状态变化的检测模型,并取得初步进展. 此后,该团队进一步将神经网络应用于核电厂大系统,实现在一个比较宽的功率范围内实时检测核电启堆、停堆以及稳态情况下的数据异常^[14]. 在此基础上,该团队又基于神经网络设计了专家系统,对异常原因进行定位,主要研究包括一回路冷却剂微小泄漏、主蒸汽隔离阀泄漏、部分失去主给水等多个事故工况的故障问题^[15]. 但上述神经网络的应用均采用单一神经网络,考虑到经典三层神经网络的学习性能和泛化能力面临多维数据的局限性,Ayaz^[16]提出将单一神经网络扩展到多个

神经网络. 此后,一些新的机器学习算法也逐步得到应用. Stephen 等^[17]利用隐马尔科夫模型对气冷式反应堆的燃料抓斗负荷跟踪数据进行异常检测; Jin 等^[18]为解决核电设备的伴生异常问题,利用符号动态滤波法检测微小且发展缓慢的异常; Cózar 等^[19]将动态贝叶斯网络应用到核电站异常检测. 2005年, SVM 模型崭露头角. 与神经网络相比, SVM 无需调参, 模型训练更高效, 更易获得全局最优解. Rocco 等^[20]将单分类 SVM 和多分类 SVM 组合成层次结构的分类器, 能够辨识核电系统中暂态过程的异常; Ayodeji 等^[21]利用多分类 SVM 对核电厂蒸汽发生器传热管出口、入口以及稳压器破口事故等多个异常进行分类检测; Wang 等^[3]进一步利用改进粒子群算法优化 SVM 参数, 提升了 SVM 的精度和速度, 并应用于 LOCA 检测问题.

影响基于数据驱动的异常检测模型检测精度的关键在于对异常数据的特征提取. 近 5 年, PCA 作为主流的核电数据特征提取方法, 广泛应用于各类模型构建前的数据降维和核心特征提取^[22-23]. 为进一步解决非线性的异常检测问题, Wang 等^[4]将 KPCA 法应用于传感器数据读取的异常检测, 同时作为相似度聚类算法的特征提取, 以分辨异常的类型和程度. Peng 等^[24]利用稀疏自编码器进行特征提取和降维, 并利用孤立森林法对 LOCA、蒸汽管线破口、蒸汽传热管破裂、甩负荷等故障进行异常检测, 获得了比 SVM 更优越的检测性能.

综上所述, 现有基于数据驱动的核电设备异常检测技术的发展得益于机器学习的发展: 从神经网络技术到 SVM 的深化引用; 从简单直接的网络模型训练到更注重对异常特征的深化提取; 从单一模型到多种模型的融合应用.

3.2 基于数据驱动的核电设备寿命预测研究现状

核电设备的寿命预测方法一般分为 3 种类型: 可靠性模型分析、物理模型驱动和数据驱动. 其中, 基于可靠性模型分析的方法主要通过概率原理和统计模型拟合设备历史性能数据以推测设备寿命, 并不需要依赖于特定的设备物理模型^[25-27]. 但该方法大多利用高斯分布或威布尔分布构建观测值与设备寿命的线性关系, 而实际上设备的生命周期与观测值之间的关系是非线性的, 因此其无法满足预测结果的精确度. 基于物理模型驱动的方法需要比较严谨的数理建模过程^[28-30], 同样面临核电系统的复杂性问题, 核电设备的老化机制不易建模, 限制了该方法的应用. 相比之下, 基于数据驱动的寿命预测方法更高效. 该方法可以利用在线监测系统积累的历史

数据对设备生命周期进行较为全面的观测, 广泛应用于核电设备中. Aizpurua 等^[31]结合极限梯度提升算法与热力学模型, 对核电变压器的寿命进行预测. Elmashtoly 等^[32]提出利用模糊逻辑控制器对机组变压器的健康指标进行预测以建立预测性健康管理系统. 进一步地, 数字孪生成为核电健康管理系统的核心技术. Oluwasegun 等^[33]利用 PCA 进行观测数据降维, 并结合 SVM 对控制棒驱动机构进行状态监测, 模型精度达到 98.4%. 基于数据驱动的方法依赖于设备的观测数据, 而实际中, 核电设备的失效样本比较稀缺. 对此, Liu^[34]利用一阶不确定隐半马尔科夫过程建立了一个适用于缺失数据的老化模型, 并应用于核电离心泵的失效预测.

随着深度学习在机器学习领域的出现, Utah 等^[35]对比了包括 KNN、决策树、随机森林、SVM 在内的传统机器学习与 DNN 对电磁阀剩余寿命的预测性能, 证实了深度的网络结构可以提高模型预测精度. Wang 等^[5, 36]先后利用 TCN 和集成卷积核的 LSTM 预测电磁阀寿命, 比其他现有方法的预测精度更高. 上述研究证实了深度学习方法在寿命预测方面的泛化性能, 为其提供了极具潜力的解决方案.

3.3 基于数据驱动的核电设备故障诊断研究现状

故障诊断的任务主要包括故障检测、故障识别(类型判断)、故障定位和故障恢复等. 目前, 核电厂进行故障诊断的主要方法为预先分析核电厂设备的故障模式, 在故障发生时便可以根据故障模式分析结论进行故障诊断. 但即使经验丰富的工程师也很难全面分析设备的故障模式, 且核电设备的故障模式数学模型也尚未建立完善. 近年来, 核电设备故障诊断领域的总体研究脉络为从机理模型到知识工程, 再到数据驱动方法. 早在 1994 年, Holbert 等^[37]结合模糊函数, 利用经验过程建模法对压水反应堆的 9 种信号建立多输入多输出信号的校验模型, 并对故障信号进行初步诊断分析. 该类基于机理模型的故障诊断方法需要建立较完备的数学模型, 充分匹配其过程机理, 但核电厂是一个非常复杂的过程系统, 具有非线性、强耦合性、不确定性等复杂特性, 多数设备信号尚无法建立精准的机理模型. 因此, 知识工程技术逐步应用于核电领域, 即通过专家经验知识来明确故障的传播路径以实现故障的检测、识别和分析, 是现有国内核电厂普遍建立的故障诊断方法. Wu 等^[38]利用贝叶斯网络对核电厂蒸汽发生器传热管破裂(SGTR)、失去主给水、主蒸汽管道破口(MSLB)、全厂失电事故等故障进行诊断, 并建立

了一个核电多源传感节点的故障诊断框架。为克服贝叶斯网络对动态问题、连续和离散变量混合问题的处理瓶颈,Zhao等^[6]利用DUCG理论体系对宁德核电厂的23种故障模式进行诊断研究,包括主给隔离阀无法开启、主蒸汽旁排阀无法开启和主蒸汽管道泄漏等。但知识工程技术一方面需要大量积累现场经验知识,消耗大量时间和人力成本;另一方面,不同设备、工艺、堆型、机组等通常存在较大差异,该方法不具备普适性和通用性。

近年来,在知识工程技术基础上,利用机器学习方法并借助海量核电监测数据将专家经验转化为具有泛化能力的诊断模型越来越受到重视。在故障检测方面,Li等^[7]提出将核电厂大量传感器分组,并对比分析不同PCA模型方法的检测效率。为解决PCA模型受外界环境影响和内部模型错误导致的误报警问题,该团队提出提高PCA模型可靠性的改进方法^[8-9]。为克服PCA在重构过程中受特征值类型的影响,Mandal等^[39]利用奇异值分解(SVD)法进行传感器故障检测。为进一步提高故障检测性能,该团队提出利用增强SVD法进行快中子增值试验反应堆的热电偶传感器故障检测^[40]。在故障识别方面,Li等^[10]提出将PCA模型应用于故障识别,研究对象包括一回路冷却剂出口温度、主蒸汽流量、主给水流量、堆芯水位、冷凝器水位、稳压器水位、主泵进出口压力等。考虑SVD法比PCA模型的优势,Mandal等^[41]利用SVD法对热电偶的故障进行故障识别。为解决核电系统中大规模故障类别的识别问题,Cho等^[42]提出等价空间费希尔判别分析法,并应用于加拿大重水铀反应堆试验装置的给水系统。人工神经网络(ANN)和SVM的发展进一步推动了核电设备故障诊断的研究进程。Messai等^[43]利用四层ANN,结合控制棒位置和一回流量预测堆芯热电偶温度,并根据预测值与实测值之间的偏差判断故障;Lin等^[44]利用可紧缩的序列前向选择法对传感器组进行特征提取和传感器选择,然后利用KNN进行故障检测与识别;Jamil等^[45]提出利用核SVM法对巴基斯坦反应堆的控制棒提升故障进行诊断,并对外部反应性插入故障时反应堆出入口温度、堆芯温度、反应性、冷却剂导电率、中子通量等参数进行研究;Liu等^[46]利用PCA降维方法对核电厂LOCA、MSLB、SGTR等故障进行检测,然后建立符号有向图模型对故障进行定位,最后通过神经网络对故障进行估计识别。

综上所述,以机器学习为代表的驱动法解决了早期知识工程对核电故障知识抽取的高成本和

低普适性问题,有利于大量数据的特征提取与归纳,并不断提升对核电设备复杂非线性模型的逼近能力,形成了较多高性能的故障诊断解决方案。

4 深度学习在核电设备状态评估中的探索

传统机器学习方法的数据特征依靠人工提取,在面对核电厂日益复杂的非线性动态系统、大量状态参数和大量故障信息及特征时,往往存在性能瓶颈。2016年后,深度学习作为机器学习利器异军突起,其通过深度层次网络自动提取数据特征,可获得更易于辨识诊断的高层特征。DBN是早期比较实用的深度学习网络,Mandal等^[47]利用DBN对核电厂堆芯热电偶进行故障检测,并利用广义似然比检验进行故障分类,获得93.78%的故障识别率。Peng等^[48]利用相关性分析过滤故障数据中的无关或弱相关参数,并同样利用DBN进行数据预训练和调参,应用于失去一回路冷/热段破口、蒸汽管道破口、蒸汽超负荷、SGTR等事故的故障诊断。陈玉昇等^[11]直接将时域信号数据输入DBN并进行训练和整体微调,研究LOCA和U型管破裂事故,整体故障识别率达97%。上述研究结果均表明DBN性能优于反向传播神经网络和SVM。

随着卷积神经网络(CNN)的出现及其在图像领域的深度应用,研究者将量测数据转化为图像数据,并利用CNN在图像数据特征提取方面的优越性,建立更高性能的诊断模型。Lee等^[49]首次提出将反射性仪的测量信号转化为图像,然后借助ANN和聚类算法对核电控制电缆进行故障诊断;在此基础上,Bang等^[50]进一步利用CNN实现了电缆故障的精确定位和故障分类,检测精度升高。受此启发,Saeed等^[51]利用深度CNN结合滑动窗口对SGTR、主给水管道破裂、主泵失效和稳压器安全阀无法开启等故障进行诊断。

核电设备故障诊断的数据多为时序数据,而循环神经网络(RNN)对时序数据具有技术独特优势,在工程实践中应用广泛。Kim等^[52]利用RNN对全厂失电、引入过剩反应性、失去流量、失去冷却、失去热交换等故障进行诊断,改变了传统反应堆保护系统所采用的阈值触发报警机制。针对长序列数据进行学习时,常规RNN存在梯度消失和长期依赖问题,而改进RNN-LSTM极大程度地推动了该领域的研究进程。Yang等^[53]利用LSTM对LOCA、SGTR和MSLB等事故进行故障诊断;为解决紧急情况下,核电厂参数变化的复杂性和非线性问题,

Choi 等^[54]利用 LSTM-RNN 对核电厂典型事故 (LOCA、SGTR、蒸汽超负荷、主给水失去) 进行研究. 此外, 为进一步解决核电厂多种工况模式下的故障检测和无需采用标签数据的问题, Yang 等^[55]利用带 RNN 的自编码器深度学习算法对核电厂的典型事故 (LOCA、SGTR、蒸汽管道破口) 进行故障诊断.

在核电设备故障诊断领域, 深度学习技术已逐步形成其有效的研究路径. 随着更多高性能网络模型的出现, 其在核电状态评估领域的应用必然会爆发出令人瞩目的潜力.

5 面临的挑战及解决方案

异常检测、寿命预测和故障诊断技术为核电厂设备状态评估提供了切实可行的技术路线, 同时也面临着来自核电厂设备评估的特殊挑战.

对异常检测而言, 数据源形式多样, 全面的同源设备数据信息不易获取. 一方面, 目前只有部分传感器数据进入全厂数字化系统, 而没有进行全厂数字化系统改造的核电厂只能获取较少的在线监测数据. 另一方面, 核电设备获取的数据存在异构性, 如维修或定期试验数据以纸质单形式存在; 还有一些数据信息则因设备厂家之间接口的壁垒而难以获取. 此外, 正常情况下核电厂均在满功率状态运行, 机组上下行的次数一般为 1.5 年/次, 若异常数据产生在上下行期间, 则实际验证困难.

对寿命预测而言, 因所处环境、温度和辐射水平不同, 核电厂设备的工作环境千差万别; 同时还面临设备故障样本数量较少和预测信息难以真实验证等诸多问题.

对故障诊断而言, 核电厂不仅面临设备种类多、个性定制强、故障样本量少、故障信息难以验证和设备工作环境千差万别等问题, 还面临故障信息提取困难问题, 这主要是由于核电厂存在多种工况, 且绝大部分工况的运行时间较短.

5.1 针对核电设备数据问题可采取的解决方案

在利用基于数据驱动法进行设备状态评估过程中, 最主要的挑战是数据问题. 具体可从以下几个方面加以改善.

设备状态数据源问题. 目前, 核电厂主要借助传感器对设备的相关物理参数获取设备的状态数据. 为解决现有设备状态数据不足的问题, 对于需要监督的物理参数没有通过传感器进行参数获取的情况, 可以借助便携式振动测量、热成像仪和设备巡检仪等人工外部手持设备, 对定期试验过程中产生的

相关人工记录数据加以利用. 此外, 还可以利用外部加装传感器的方式. 为避免有线传输的实施条件问题, 可利用无线传感器采集设备状态数据.

设备状态数据传输整合问题. 早期核电厂多采用模拟仪表方式, 数据传输易受到现场信号干扰, 同时存在数据传输、存储和管理等挑战. 为此, 核电厂现多通过升级改造数字化系统, 来改善数据的传输、存储和管理. 此外, 为整合多个数据源数据, 提升设备数据的管理水平, 建设信息化统一数据库, 有效整合所有数据源, 减少信息孤岛.

异常样本 (负样本) 数据匮乏问题. 多数情况下, 核电厂较难获取异常或故障数据, 且核电厂运维人员也难以凭经验判断获取的数据是否为异常或故障数据. 对此, 专家学者利用 RELAP5 仿真软件模拟各反应堆运行的机组瞬态工况和假象事故, 探究核电设备故障对整个工艺系统的影响. 但实际运维需求不仅只关注核安全问题, 更关注在核电厂的机组运行过程中如何评估设备状态, 从而有利于核电厂制定有效的维修策略. 而核电厂设备复杂多样, 利用一种仿真软件或仿真手段往往难以满足工程应用需求, 且某些设备由于自身的复杂性、老化以及受工作环境的影响等, 往往难以利用仿真手段来获取异常或故障数据. 目前, 可利用以下 3 种思路开展研究.

(1) 结合仿真模型和系统辨识法. 系统辨识是通过输入、输出数据研究确定系统数学模型的理论和方法. 可以利用系统辨识法辨识仿真模型的系统模型结构和参数; 利用已获取的正常数据和少量异常数据, 进一步验证系统模型结构和参数的正确性. 此外, 随着仿真技术的发展, 智能仿真和平行仿真等技术也可弥补设备异常样本不足的问题.

(2) 生成对抗网络 (GAN). GAN 通常包含一个生成器和一个判别器, 原理为首先根据经大量正常数据训练得到的模型 G, 生成或重建正常数据; 然后将测试样本输入至训练好的模型 G, 并利用判别器对真实数据和生成器生成的正常数据进行异常检测. 如果真实数据与正常数据相同或相近, 则表明真实数据是正常数据, 否则被判别器判别为异常数据. GAN 能够有效解决核电数据极度不平衡的问题, 且经过了多次发展, 如 AnoGAN、BiGAN 和 GANomaly 等^[56].

(3) 同源异构数据. 一般情况下, 在异常或故障数据的收集过程中, 考虑核电厂内同一型号设备在运行时产生的故障数据, 但多数设备即使在多机组的情况下其数量也并不多, 往往无法满足数据使用需求. 不同机组的同一个功能位号的设备, 可能来自

不同设备厂家,其生产工艺等均不同,且受生产批次、零部件等差异影响。但从设备使用的角度考虑,该类数据可归为异构同源数据。利用异构同源数据可进一步进行数据迁移和特征迁移,利用迁移学习法进行模型迁移,从而实现在不同工况下的异常检测和故障诊断^[57]。

随着人工智能技术的发展,针对数据异常或故障样本量较少的情况,未来将出现更多的解决方法,如少样本或零样本的学习,其在异常检测方面显示出较好的应用前景^[58-59]。

5.2 潜伏性故障检测

核电厂设备状态的生命周期经历了故障潜伏性和故障发生两个阶段。在实际工程的运维过程中,现场运维人员通常关注故障识别、故障诊断和故障定位,采取纠正性的维修策略快速抢修设备。近年来,设备的潜伏性故障逐渐受到核电现场运维需求的关注。检测潜伏性故障可以有效制定状态维修的维修策略,通过状态维修,核电厂的经济性和安全性得以提高。但潜伏性故障与正常运行数据的偏离程度往往较小,由前文文献研究可知,目前的研究主要集中于一回路破口、SGTR、蒸汽超负荷、主给水失去等核电典型事故工况的故障识别、检测和诊断。潜伏性故障的特征数据具有很强的隐蔽性,与正常数据相似,因此迷惑性强,比故障识别更具挑战性。目前,可利用以下2种思路开展核电厂设备潜伏性的故障检测。

(1) 借助设备之间的关联性。考虑潜伏性故障的隐蔽性和复杂性,针对某一设备的状态数据,可通过其关联设备的工艺表现挖掘该设备的数据特征。在采集数据方面,应更关注对数据相关性的研究分析,以期对设备表现的潜伏性故障特征进行关联数据挖掘。

(2) 结合异常数据检测。利用在设备运行期间发现的异常数据,识别和发现设备的潜伏性故障。异常数据可以视为设备正常的运行数据叠加噪声数据后的离群点,异常数据的产生频度和数值指标等与设备故障相关,而针对核电厂设备,可更关注于分析传感器的时间序列数据和对其他关联设备数据进行信息融合综合诊断。

6 结论

近年来,对核电厂设备状态的评估研究多集中在与核安全相关的设备上,如SGTR、一回路破口、MSLB、主给水失去等核电厂典型事故工况的设备状态研究。核电能源与火电、风电、太阳能等能源的

竞争日益强烈,利用基于设备状态的维修是目前提高核电厂安全性、降低运维成本的关键。而提高设备状态评估的精准度是核电厂进行设备维修的有效手段。随着人工智能的发展,利用基于数据驱动的核电厂设备状态评估将大有可为,深度学习的兴起,有望大幅度提高设备状态评估的精准度。针对数据驱动技术特点和目前核电厂设备状态评估面临的挑战,提出如下建议和设想:

(1) 核电厂设备状态数据库建设。机组设备的运行为核电厂积累了很多数据,包括日常巡检数据、DCS监视设备产生的设备状态数据、机组维修过程中产生的维修规程记录、运行执行定期试验产生的日常记录等。基于数据驱动的核电厂设备状态评估需要大量的数据作为支撑。建设核电厂设备状态数据库可以极大地促进深度学习技术的落地,为数据标准规范建设,以及深化多系统、多元信息融合的应用提供前提保障。

(2) 核电状态评估算法研究。核电厂设备运行数据的异常检测融合时间序列数据、巡检数据、规程记录数据,甚至包含长时间跨度等特点,且受核电厂的核安全监督和机组运行规范等的间接影响。因此,需要深入研究如何进一步进行核电厂设备状态评估的算法。

(3) 零样本故障数据的设备状态评估。与其他工业领域不同,核行业的很多设备均采用定制化开发方式,同类型的设备数量较少;在核电厂进行变更改造安装新设备或在核电机组刚刚建设后,存在没有故障样本数据的问题。因此,进行零样本的异常检测研究也是核电设备状态评估的一个研究方向。

(4) 核电厂潜伏性故障研究。综合利用设备的关联信息,深入挖掘设备潜伏性故障的数据特征,利用深度学习进行异常检测,从而识别和诊断核电设备的潜伏性故障;利用现场设备的运行情况对算法进行反馈,从而不断改进和提高智能体潜伏性故障的诊断水平和能力。算法与现场的有效互动将逐步提高潜伏性故障的诊断精准度。

参考文献:

- [1] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准管理委员会.核电厂安全系统定期试验和监测:GB/T 5204—2008[S].北京:中国标准出版社,2008.
General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. Periodic tests monitoring of the

- safety system of nuclear power plant; GB/T 5204—2008[S]. Beijing: Standards Press of China, 2008.
- [2] 周东华, 魏慕恒, 司小胜. 工业过程异常检测、寿命预测与维修决策的研究进展[J]. *自动化学报*, 2013, 39(6): 711-722.
- ZHOU Donghua, WEI Muheng, SI Xiaosheng. A survey on anomaly detection, life prediction and maintenance decision for industrial processes[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(6): 711-722.
- [3] WANG H, PENG M J, WESLEY HINES J, *et al.* A hybrid fault diagnosis methodology with support vector machine and improved particle swarm optimization for nuclear power plants[J]. *ISA Transactions*, 2019, 95: 358-371.
- [4] WANG H, PENG M J, YU Y, *et al.* Fault identification and diagnosis based on KPCA and similarity clustering for nuclear power plants[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2021, 150: 107786.
- [5] WANG H, PENG M J, XU R Y, *et al.* Remaining useful life prediction based on improved temporal convolutional network for nuclear power plant valves[J]. *Frontiers in Energy Research*, 2020, 8: 584463.
- [6] ZHAO Y, DI MAIO F, ZIO E, *et al.* Optimization of a dynamic uncertain causality graph for fault diagnosis in nuclear power plant[J]. *Nuclear Science and Techniques*, 2017, 28(3): 1-9.
- [7] LI W, PENG M J, WANG Q Z. False alarm reducing in PCA method for sensor fault detection in a nuclear power plant[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2018, 118: 131-139.
- [8] LI W, PENG M J, WANG Q Z. Fault detectability analysis in PCA method during condition monitoring of sensors in a nuclear power plant[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2018, 119: 342-351.
- [9] LI W, PENG M J, WANG Q Z. Improved PCA method for sensor fault detection and isolation in a nuclear power plant[J]. *Nuclear Engineering and Technology*, 2019, 51(1): 146-154.
- [10] LI W, PENG M J, WANG Q Z. Fault identification in PCA method during sensor condition monitoring in a nuclear power plant[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2018, 121: 135-145.
- [11] 陈玉昇, 杨燕华, 林萌, 等. 基于深度学习神经网络的核电厂故障诊断技术[J]. *上海交通大学学报*, 2018, 52(Sup. 1): 58-61.
- CHEN Yusheng, YANG Yanhua, LIN Meng, *et al.* Fault diagnosis technology of nuclear power plant based on deep learning neural network[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2018, 52(Sup. 1): 58-61.
- [12] TAMAOKI T, SONODA Y, SATO M, *et al.* Model-based temperature noise monitoring methods for LMFBR core anomaly detection[J]. *Journal of Nuclear Science and Technology*, 1994, 31(3): 189-203.
- [13] KOZMA R, NABESHIMA K. Studies on the detection of incipient coolant boiling in nuclear reactors using artificial neural networks[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 1995, 22(7): 483-496.
- [14] NABESHIMA K, SUZUDO T, SUZUKI K, *et al.* Real-time nuclear power plant monitoring with neural network[J]. *Journal of Nuclear Science and Technology*, 1998, 35(2): 93-100.
- [15] NABESHIMA K, SUZUDO T, SEKER S, *et al.* On-line neuro-expert monitoring system for Borssele Nuclear Power Plant[J]. *Progress in Nuclear Energy*, 2003, 43(1/2/3/4): 397-404.
- [16] AYAZ E. Component-wide and plant-wide monitoring by neural networks for Borssele nuclear power plant[J]. *Energy Conversion and Management*, 2008, 49(12): 3721-3728.
- [17] STEPHEN B, WEST G M, GALLOWAY S, *et al.* The use of hidden Markov models for anomaly detection in nuclear core condition monitoring[J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2009, 56(2): 453-461.
- [18] JIN X, GUO Y, SARKAR S, *et al.* Anomaly detection in nuclear power plants via symbolic dynamic filtering[J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2011, 58(1): 277-288.
- [19] CÓZAR J, PUERTA J M, GÁMEZ J A. An application of dynamic Bayesian networks to condition monitoring and fault prediction in a sensed system: A case study[J]. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 2017, 10(1): 176.
- [20] ROCCO S C M, ZIO E. A support vector machine integrated system for the classification of operation anomalies in nuclear components and systems[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2007, 92(5): 593-600.
- [21] AYODEJI A, LIU Y K. Support vector ensemble for incipient fault diagnosis in nuclear plant components[J]. *Nuclear Engineering and Technology*, 2018, 50(8): 1306-1313.
- [22] UPADHYAYA B R, ZHAO K, LU B. Fault monitoring of nuclear power plant sensors and field devices[J]. *Progress in Nuclear Energy*, 2003, 43(1/2/3/4): 337-342.
- [23] HADAD K, MORTAZAVI M, MASTALI M, *et al.*

- Enhanced neural network based fault detection of a VVER nuclear power plant with the aid of principal component analysis[J]. **IEEE Transactions on Nuclear Science**, 2008, 55(6): 3611-3619.
- [24] PENG B S, XIA H, MA X T, *et al.* A mixed intelligent condition monitoring method for nuclear power plant[J]. **Annals of Nuclear Energy**, 2020, 140: 107307.
- [25] KUNDU P, DARPE A K, KULKARNI M S. Weibull accelerated failure time regression model for remaining useful life prediction of bearing working under multiple operating conditions[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2019, 134: 106302.
- [26] PENG K X, JIAO R H, DONG J, *et al.* A deep belief network based health indicator construction and remaining useful life prediction using improved particle filter[J]. **Neurocomputing**, 2019, 361: 19-28.
- [27] WANG H, MA X B, ZHAO Y. An improved Wiener process model with adaptive drift and diffusion for online remaining useful life prediction[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2019, 127: 370-387.
- [28] SATO M, MOURA L S, GALVIS A F, *et al.* Analysis of two-dimensional fatigue crack propagation in thin aluminum plates using the Paris law modified by a closure concept [J]. **Engineering Analysis With Boundary Elements**, 2019, 106: 513-527.
- [29] DOWNEY A, LUI Y H, HU C, *et al.* Physics-based prognostics of lithium-ion battery using non-linear least squares with dynamic bounds[J]. **Reliability Engineering & System Safety**, 2019, 182: 1-12.
- [30] MADAR E, KLEIN R, BORTMAN J. Contribution of dynamic modeling to prognostics of rotating machinery[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2019, 123: 496-512.
- [31] AIZPURUA J I, MCARTHUR S D J, STEWART B G, *et al.* Adaptive power transformer lifetime predictions through machine learning and uncertainty modeling in nuclear power plants[J]. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2019, 66(6): 4726-4737.
- [32] ELMASHTOLY A M, CHANG C K. Prognostics health management system for power transformer with IEC61850 and Internet of Things[J]. **Journal of Electrical Engineering & Technology**, 2020, 15(2): 673-683.
- [33] OLUWASEGUN A, JUNG J C. The application of machine learning for the prognostics and health management of control element drive system[J]. **Nuclear Engineering and Technology**, 2020, 52(10): 2262-2273.
- [34] LIU J. First-order uncertain hidden semi-Markov process for failure prognostics with scarce data[J]. **IEEE Access**, 2020, 8: 104099-104108.
- [35] UTAH M N, JUNG J C. Fault state detection and remaining useful life prediction in AC powered solenoid operated valves based on traditional machine learning and deep neural networks[J]. **Nuclear Engineering and Technology**, 2020, 52(9): 1998-2008.
- [36] WANG H, PENG M J, LIU Y K, *et al.* Remaining useful life prediction techniques of electric valves for nuclear power plants with convolution kernel and LSTM[J]. **Science and Technology of Nuclear Installations**, 2020(16): 1-13.
- [37] HOLBERT K E, UPADHYAYA B R. Empirical process modeling technique for signal validation[J]. **Annals of Nuclear Energy**, 1994, 21(7): 387-403.
- [38] WU G H, TONG J J, ZHANG L G, *et al.* Framework for fault diagnosis with multi-source sensor nodes in nuclear power plants based on a Bayesian network[J]. **Annals of Nuclear Energy**, 2018, 122: 297-308.
- [39] MANDAL S, SAIRAM N, SRIDHAR S, *et al.* Nuclear power plant sensor fault detection using singular value decomposition-based method [J]. **Sādhanā**, 2017, 42(9): 1473-1480.
- [40] MANDAL S, SANTHI B, SRIDHAR S, *et al.* Sensor fault detection in Nuclear Power Plant using statistical methods[J]. **Nuclear Engineering and Design**, 2017, 324: 103-110.
- [41] MANDAL S, SANTHI B, SRIDHAR S, *et al.* A novel approach for fault detection and classification of the thermocouple sensor in Nuclear Power Plant using Singular Value Decomposition and Symbolic Dynamic Filter[J]. **Annals of Nuclear Energy**, 2017, 103: 440-453.
- [42] CHO S, JIANG J. Optimal fault classification using fisher discriminant analysis in the parity space for applications to NPPs[J]. **IEEE Transactions on Nuclear Science**, 2018, 65(3): 856-865.
- [43] MESSAI A, MELLIT A, ABDELLANI I, *et al.* On-line fault detection of a fuel rod temperature measurement sensor in a nuclear reactor core using ANNs[J]. **Progress in Nuclear Energy**, 2015, 79: 8-21.
- [44] LIN T H, WU S C, CHEN K Y, *et al.* Feature extraction and sensor selection for NPP initiating event identification[J]. **Annals of Nuclear Energy**, 2017, 103: 384-392.

- [45] JAMIL F, ABID M, ADIL M, *et al.* Kernel approaches for fault detection and classification in PARR-2 [J]. **Journal of Process Control**, 2018, 64: 1-6.
- [46] LIU Y K, ABIODUN A, WEN Z B, *et al.* A cascade intelligent fault diagnostic technique for nuclear power plants[J]. **Journal of Nuclear Science and Technology**, 2018, 55(3): 254-266.
- [47] MANDAL S, SANTHI B, SRIDHAR S, *et al.* Nuclear power plant thermocouple sensor-fault detection and classification using deep learning and generalized likelihood ratio test[J]. **IEEE Transactions on Nuclear Science**, 2017, 64(6): 1526-1534.
- [48] PENG B S, XIA H, LIU Y K, *et al.* Research on intelligent fault diagnosis method for nuclear power plant based on correlation analysis and deep belief network[J]. **Progress in Nuclear Energy**, 2018, 108: 419-427.
- [49] LEE C K, CHANG S J. Fault detection in multi-core C&I cable via machine learning based time-frequency domain reflectometry[J]. **Applied Sciences**, 2019, 10(1): 158.
- [50] BANG S S, SHIN Y J. Classification of faults in multicore cable via time-frequency domain reflectometry[J]. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2020, 67(5): 4163-4171.
- [51] SAEED H A, WANG H, PENG M J, *et al.* Online fault monitoring based on deep neural network & sliding window technique[J]. **Progress in Nuclear Energy**, 2020, 121: 103236.
- [52] KIM T K, PARK J K, LEE B H, *et al.* Deep-learning-based alarm system for accident diagnosis and reactor state classification with probability value[J]. **Annals of Nuclear Energy**, 2019, 133: 723-731.
- [53] YANG J, KIM J. An accident diagnosis algorithm using long short-term memory[J]. **Nuclear Engineering and Technology**, 2018, 50(4): 582-588.
- [54] CHOI J, LEE S J. Consistency index-based sensor fault detection system for nuclear power plant emergency situations using an LSTM network[J]. **Sensors**, 2020, 20(6): 1651.
- [55] YANG J, KIM J. Accident diagnosis algorithm with untrained accident identification during power-increasing operation[J]. **Reliability Engineering & System Safety**, 2020, 202: 107032.
- [56] ARORA A, SHANTANU. A review on application of GANs in cybersecurity domain[J]. **IETE Technical Review**, 2020: 1-9.
- [57] ZHANG L W, LIN J, LIU B, *et al.* A review on deep learning applications in prognostics and health management[J]. **IEEE Access**, 2019, 7: 162415-162438.
- [58] KOIZUMI Y, YASUDA M, MURATA S, *et al.* SPIDERnet: Attention network for one-shot anomaly detection in sounds[C]//**ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing**. Barcelona, Spain; IEEE, 2020: 281-285.
- [59] KOIZUMI Y, MURATA S, HARADA N, *et al.* SNIPER: Few-shot learning for anomaly detection to minimize false-negative rate with ensured true-positive rate[C]//**ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing**. Brighton, UK; IEEE, 2019: 915-919.

(本文编辑:孙伟)